

## ニューラルネットワークを用いた半透明機材上の 浮き出し文字の認識

朝倉 俊行\* 青柳 裕治\*\* 鈴木 利寿\*\*\*

### Figure Recognition on Frosted Glass Material Using Neural-Networks

Toshiyuki ASAKURA, Yuji AOYAGI and Toshihisa SUZUKI

(Received Aug. 29, 1997)

This paper develops a new technology on image recognition of objects using neural networks. The standard method of pattern recognition is geometrical pattern matching. However, it is generally difficult to recognize figures on semitransparent glass because the brightness differences for those objects are pretty little. In this research, a new image recognition system is proposed by the application of neural networks. This is a neuro-filter system which transformed a figure including patterns with noise and breaking form into a formed and well-regulated one. The recognition experiments are performed for ten categories using neural networks. Moreover, the labeling is used to recognize plural characters. Through the experiments, the validity of this system is clarified.

**Key Words :** Neural Networks, Image Recognition, Transparent Glass, Smoothing Filter, Neuro-filter, Labeling

#### 1. はじめに

パターン認識技術の研究は、人工知能研究の一分野として位置づけられ、非常に多くの研究がこれまでになされてきている。しかし、人間の視覚に映るような多種多様な物体の存在する情景画像からの物体認識や、ガラスのように光を透過する透明機材に対する認識は、人間に遠く及ばないのが現状である。本研究は、半透明な磨りガラス上のブラウン管に刻印される浮き出し数字を認識するための数字認識を行う有用な画像認識システムを構築することを目的とする。磨りガラス上の浮き出し文字はノイズ、形状欠損など外乱を含むため、通常の手法での文字認識は非常に困難である。そこで、本研究では汎化能力と並列処理能力を持ち、対象物の持つ外乱や曖昧さに対して極めて有効な働きをするニューラルネットワークを画像変換に用いる。また、ニューラルネットワークはパターン形状そのものをパターン情報として扱えるため、数字パターンの認識にも用いた。さらに、ラベリングを用いた数字分離システムを構築することにより、一桁だけでなく複数桁の認識の可能性を探る。

## 2. 画像認識システムの概要

### 2. 1 認識システムの構成

本研究は、磨りガラス上の浮き出し数字を画像から抽出し、その数字が何であることを認識するものである。Fig.2-1 に認識アルゴリズムの流れを示し以下に簡単に文字認識の流れを説明する。

- (1) ビデオカメラによって撮影した磨りガラス上の数字の映っている画像を画像処理装置に入力し、256 階調で得られる赤、緑、青の画像から緑の画像を得る。
- (2) 数字の位置、大きさが一定であるとしているが、実際には数字の位置がまちまちであるので、位置、大きさを原画像上で指定する。
- (3) 指定した範囲の画像に対して非線型変換を行い、高コントラストな画像に変換する。
- (4) 平滑化フィルタを用いて指定された範囲内の数字の輪郭抽出を行う。
- (5) 正規化を行い、画像サイズを一定にする。
- (6) 学習済みの画像変換用ニューラルネットワークを用いてノイズや形状欠損のある画像からノイズを消し、欠損部分を補った画像を得る。
- (7) 学習済みの画像認識用ニューラルネットワークを用いて画像パターンより数字を認識する。

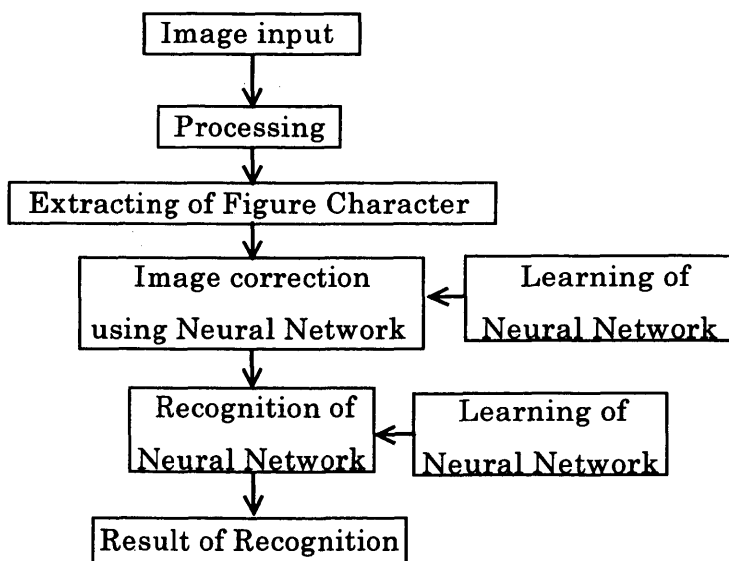


Fig.2-1 Recognition algorithm

### 2. 2 平滑化フィルタの応用

半透明な磨りガラスは光を透過するうえ、不規則な凹凸がかなり大きなノイズとなっている。そ

のため、一般的な微分フィルタ等で数字の輪郭抽出を行うことは困難である。そこで、数字の輪郭を抽出するために平滑化フィルタを用いる。平滑化フィルタは画像中の階調値の変化を滑らかにするものであり、マトリクスサイズが大きくなると画像はより滑らかになる。そこで、平滑化フィルタのサイズを変化させ、4 倍以上のサイズのフィルタで平滑化処理した輝度分布を背景の輝度分布として用いれば、目標対象物の凹凸を損なうことなくノイズを含む背景の除去処理が可能である<sup>1)</sup>。そこで、本研究では  $3 \times 3$  の平滑化フィルタを用いた画像と  $21 \times 21$  の平滑化フィルタを用いた画像の差分をとることにより画像からノイズを含む背景の除去を行い、数字部分の抽出を行った。Fig.2-2(a)～(d)に平滑化フィルタを用いた画像を示す。

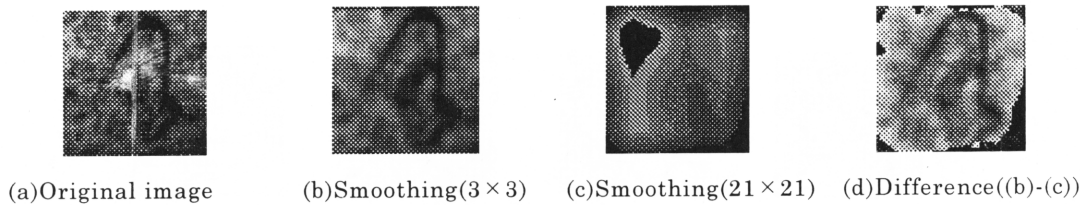


Fig.2-2 Filtering process using smoothing

### 3. 浮き出し文字の認識

#### 3. 1 ニューラルネットワークによるフィルタリングの適用

本研究では、2 値化処理後の数字パターンが原画像パターンとは異なり、形状欠損や、雑音が混入するパターンが存在するため認識が困難となる。その解決策として階層型ニューラルネットワークを用いてパターンのノイズ除去やパターン変換を行うフィルタリングシステムを構築した。

#### 3. 2 ニューラルネットワークの構成

画像変換を行うニューラルネットワークは、入力層ユニット数が 400 個、出力層ユニット数も 400 個である。また中間層ユニット数は 15 個とした。このネットワークの学習は、バックプロパゲーション法により、式 (3-1) の自乗出力誤差和  $E$  が 5 以下になるまで行われる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_K \sum_j^n (u_j^{(K)} - \hat{u}_j^{(K)})^2 \quad (3-1)$$

この式において、 $\hat{u}_j^{(K)}$  はある学習パターンに対する出力素子  $j$  が出す目標出力値であり対象物には 1、背景には 0、を与える。 $u_j^{(K)}$  は実際の出力である<sup>2)</sup>。教師信号パターンはニューラルネットワークを用いた認識法が、正しく認識できる数字パターンを一つだけ教師信号パターンとして与える。ここで、Fig.3-1 に、学習に用いた各カテゴリーの教師信号パターンを示す。

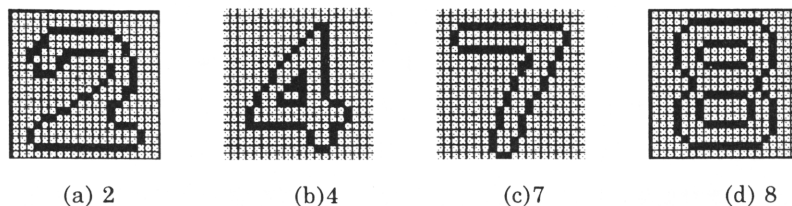


Fig.3-1 Teaching signal for learning

また、学習パターンの一例を Fig.3-2 に示す。ネットワークに与えられるパターンは学習により、Fig.3-1 に示す教師信号パターンに変換される。

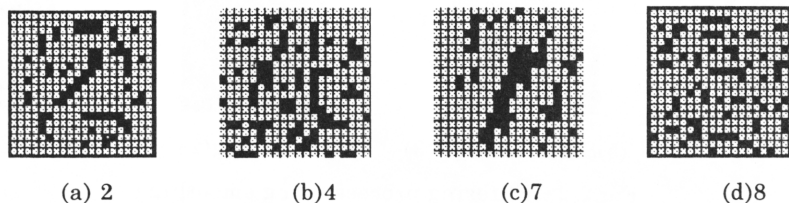


Fig.3-2 Examples of revised pattern

### 3. 3 ニューラルネットワークによる数字認識

本研究では、学習機能、汎化能力により様々な未知パターンに対応できるニューラルネットワークを認識法として適用する。構成したネットワークは、入力層ユニット数が 400 個、出力層ユニット数はカテゴリ数と同数の 10 個である。また中間層ユニット数は試行錯誤の結果 20 個を適当とした。このネットワークの学習は、バックプロパゲーション法により、式(3-1)の自乗出力誤差和  $E$  が 0.1 以下になるまで行われる。このニューラルネットワークへはパターンを 1、背景を 0 で入力する。

### 3. 4 認識実験

前項に示した 2 つの学習済みニューラルネットワークを用いて認識実験を行った。ここで用いた数字パターンは学習パターンを含まないものをランダムで計 31 個用いた。ここで、Fig.3-3 に認識に用いた数字パターンの一例を示す。

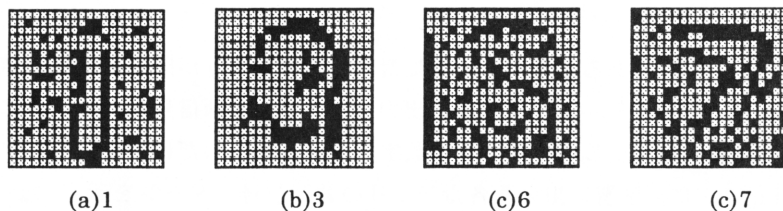


Fig.3-3 Figure pattern

ここで、Fig.3-4 に Fig.3-3 を画像変換したものを示す。

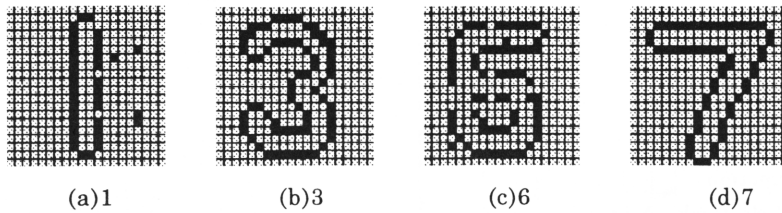


Fig.3-4 Transformed pattern

これらの画像変換を行ったテストパターンを用いて認識実験を行った結果を Table 3-1 に示す。ただし、9 の数字については数字パターンが不足していたため認識実験はおこなっていない。

Table 3-1 Recognition result

	Input pattern								
Category	1	2	3	4	5	6	7	8	0
1	8	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	9	0	0	1	0	0	0	0
3	0	0	2	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	1	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	3	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	5	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

これより、31 個の数字パターンに対して 96.8%の認識結果が得られた<sup>5)</sup>

## 4 複数桁数字に対する応用

### 4. 1 複数桁数字分離のアルゴリズム

前章までの結果により一桁数字に対する文字抽出および認識を行うことが出来た。しかし、本研究において対象物としているブラウン管上のロット番号は、通常 2 桁もしくはそれ以上の複数桁で存在している。前章までの手法を用いて同様に認識を行うためには、2 桁であったとしてもニューラルネットワークの出力層を 0~99 の 100 個用意しなくてはならず、非常に冗長なシステム構成となってしまう。そこで本研究では、複数桁数字を画像処理手法の一つであるラベリングを用いることにより、一桁の数字パターンに分離し認識を行う認識システムを提案する。Fig.4-1 に本システムのアルゴリズムを示し、以下に本システムについて述べる。

- (1) ビデオカメラによって撮影した磨りガラス上の数字の映っている画像を画像処理装置に入力し、256 階調で得られる青、緑、青の画像から緑の画像を得る。
- (2) 数字の位置、大きさが一定であるとしているが、実際には数字の位置がまちまちであるので、位置、大きさを原画像上で指定する。

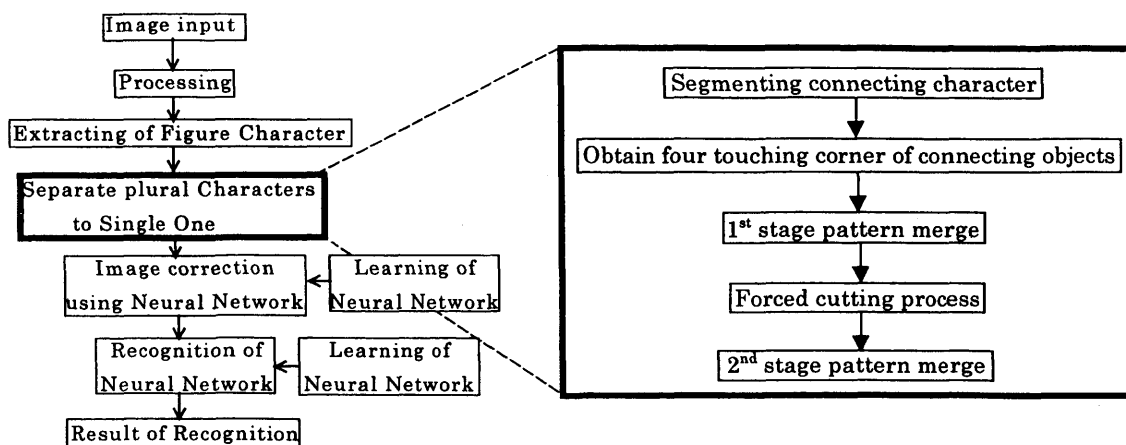


Fig.4-1 Figure Recognition algorithm for Plural Characters

- (3) 指定した範囲の画像に対して非線型変換を行い、高コントラストな画像に変換する。
- (4) 平滑化フィルタを用いて指定された範囲内の数字の輪郭抽出を行う。
- (5) 正規化を行い、画像サイズを一定にする。
- (6) 画素の連結成分を調べ、連結画素を認識させる。
- (7) 取得した連結画素の外接方形を求める。
- (8) 第1段階の融合を行う。
- (9) 強制切断を行う。
- (10) 第2段階の融合を行う。
- (11) 学習済みの画像変換用ニューラルネットワークを用いてノイズや形状欠損のある画像からノイズを消し、欠損部分を補った画像を得る。
- (12) 学習済みの画像認識用ニューラルネットワークを用いて画像パターンより数字を認識する。

#### 4. 2 ラベリングと画像の融合及び切断

背景中にいくつ連結している対象領域があるか、あるいは各連結成分の面積や重心位置を知るためには、連結領域のラベル付け（ラベリング）が有効である<sup>4)</sup>。Fig.4-2 にラベリングの例を示す。Fig.4-2(a)の2値画像が、ラベリングによってFig.4-2(b)の様に連結成分毎に数字がつけられ、コンピュータによって判別される。本研究では、ラベリングを用いることによって、一定以上の大きさをもつノイズの除去及び、複数桁の数字を含む画像から、一桁ずつの数字抽出を行う。以下に具体的な抽出方法について述べる。

##### ①前処理

Fig.4-3(a)に示す原画像に対して、単数桁の文字抽出に用いたものと同様に平滑化フィルタによる輪郭抽出、2値化を行い数字パターンを抽出する。Fig.4-3(b)に輪郭抽出後の画像を示す。

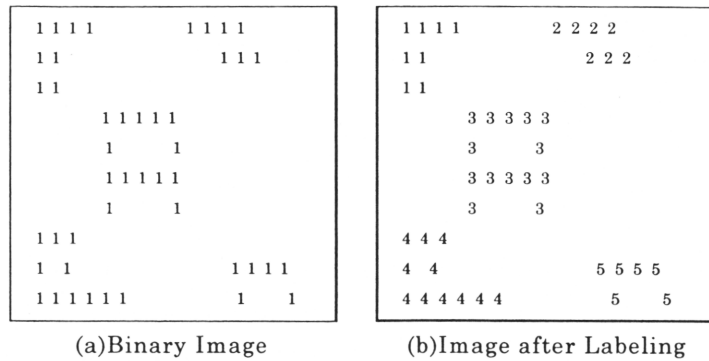
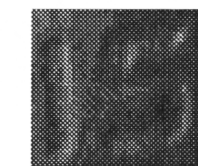


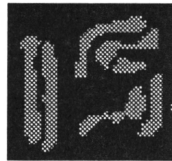
Fig.4-2 labeling process



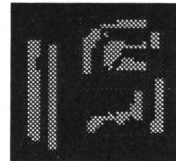
(a) Original Image



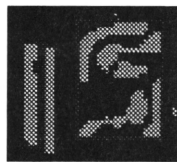
(b) Image after filtering



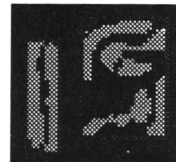
(c) Image after noise erase



(d) Square image in touch with patterns



(e) Image after 1st merge process



(f) Image after 2nd merge process

Fig.4-3 Figure processing

## ②ノイズ除去

ラベリングを用いて、一定以下の小さな連結画素及び一定以上の大きな連結画素をノイズと判断し除去する。これにより、平滑化フィルタでは除去できなかった微少ノイズや、通常では処理できないガラスの反射等による大域的なノイズを除去する。Fig.4-3(c)にノイズを除去した画像を示す。

## ③外接方形の取得

ラベリングにより得られた連結画素の位置関係より、その外側に接する四角形（外接方形）を取得する。Fig.4-3(d)にラベリング後に外接方形を取得した数字パターンを示す。

の数字を一桁ずつの数字に分離することが出来た。また、分離後の数字を単数桁数字の認識を行ったシステムに入力し、この分離システムを含めた認識システムの可能性を確認した。

本研究の具体的な応用例としては、ブラウン管製造工場のラインにおいて、金型の異常により発生した欠陥パーツを自動的に除去するシステムにおけるブラウン管上の浮き出し文字認識システムの作成がある。本手法の適用の可能性として、ブラウン管製造ラインで、次の製品が流れるまでのインターバルは多くても 5 秒程度と考えられるが、本研究で構築したシステムでは 2 桁の文字認識でも約 2 秒程度で数字を認識することができ、これは十分に時間内に認識を行うことが可能である。

#### 参考文献

- 1) 菅 泰男 他 3 名, “画像処理による X 線検査フィルム中の溶接欠陥の認識とその画像表示”, 日本機械学会論文集, 60-576-C, 395-400, (1994-8)
- 2) 朝倉 俊行・青柳 裕治, “ニューラルネットワークを用いた速度標識の画像認識”, 日本機械学会論文集, 61-589-C, 206-212(1995-9)
- 3) 谷尻 豊寿, “最新 画像処理入門”, 技術評論社, 110-112(1996-1)
- 4) 中島 正臣・米倉 雄司, “平滑化周辺分布と判別分析を用いた手書き文字切り出し方式”, 信学論(D), J78-D, 7, pp.1039-1046(1995)
- 5) 朝倉 俊行・青柳 裕治, 鈴木 利寿, “ニューラルネットワークを用いた半透明機材の浮き出し文字の認識”, 日本機械学会第 6 回 FAN シンポジウム講演論文集, 143-144(1996-10)